УДК 517.929.4

Н.І. Гаркуша
Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Україна
пр. Глушкова, 4д, м. Київ, 03680

МОДЕЛЮВАННЯ ДИНАМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ У ЗАДАЧАХ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

N.I. Garkusha
Taras Shevchenko National University of Kyiv, Ukraine
4d, Hlushkova av., Kyiv, 03680

MODELING DYNAMIC PROCESSES IN THE PROBLEMS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Одним з важливих напрямків розвитку штучного інтелекту є моделювання процесів, що відбуваються у мозку людини. У роботі розглянуто принципи побудови математичних моделей динамічних систем. Більш детально розглянуто напрям розвитку штучного інтелекту, що пов’язаний з динамічними процесами в нейронних мережах, так званим напрямом нейродинаміки. Наведено основні результати використання другого метода Ляпунова у динаміці нейронних мереж.

Ключові слова: моделювання, динамічні процеси, функція Лагранжа, стійкість, нейронні мережі.

One of the important directions of the development of artificial intelligence is the simulation of processes occurring in the brain of a man. The paper considers the principles of constructing mathematical models of dynamic systems. The direction of development of artificial intelligence, which is connected with dynamic processes in neural networks, the so-called direction of neuron dynamics, is considered in more detail. The main results of using the second Lyapunov method in the dynamics of neural networks are presented.

Keywords: modeling, dynamic processes, Lagrange function, stability, neural networks.

Вступ

Одним з перспективних наукових напрямків сучасності є розвиток штучного інтелекту [1-3]. Основні напрямки досліджень у цій галузі були визначені в фундаментальному виданні [2]. Основними завданнями розвитку штучного інтелекту є моделювання процесів, подібних тим, що відбуваються в головному мозку людини, а також методів їх реалізації. У даній роботі зроблена спроба сформулювати підходи моделювання динамічних процесів у задачах штучного інтелекту.

Моделювання динамічних процесів

Проблеми штучного інтелекту, як вивчення можливостей моделювання процесів мислення людини, почали розглядатися досить давно [1-3]. При їх вирішенні пропонувалися різні підходи. Одним з важливих підходів до проблем штучного інтелекту є теорія нейронних мереж [4-6]. Нейронні мережі являють собою розділ, пов'язаний з побудовою апарату, аналогічного штучному мозку. Основними напрямками дослідження нейронних мереж є навчання і власне робота приладу, аналогічного людському мозку. Якщо процеси вирішення задач відбуваються ітеративно, то процес є динамічним. Найбільш поширеним математичним апаратом, що використовується для опису динамічних процесів, є диференціальні або диференційно функціональні рівняння та системи рівнянь. Побудова математичних моделей, що описують явища навчання і функціонування штучних нейронних мереж, входить у проблему штучного інтелекту. Комп’ютерне моделювання є одним із найбільш потужних способів дослідження складних динамічних систем. Воно дає можливість здійснювати обчислювальні експерименти з системами, які ще тільки проектуються.

Під динамічною системою, як правило, розуміють систему, поведінка якої описується системою звичайних автономних диференціальних рівнянь першого порядку, які вирішені щодо похідних, з досить гладкими правими частинами. Крім класичних проблем знаходження рішення, останнім часом цікавими є і такі проблеми якісного дослідження, як побудова фазових портретів, дослідження стійкості окремих траєкторій і системи в цілому (грубість, структурна стійкість тощо).

Складнішою є модель, яка описана гібридними системами (логіко-динамічними системами, системами з перемиканнями тощо). Складним є якісне дослідження системи, зокрема дослідження проблем стійкості.

При дослідженні процесів у фізиці, гідромеханіці більш використовуваним математичним апаратом є рівняння в частинних похідних. Вони з успіхом використовуються при моделюванні динаміки розподілу тепла, руху рідини, газу, коливання пластин і оболонок. Необхідною умовою побудови змістовних математичних моделей є наявність наукової інформації про механізми функціонування системи. Основними принципами, які використовуються при побудові моделей, є універсальні закони збереження.

Одним з найбільш використовуваних прийомів побудови математичних моделей руху системи (матеріальних точок, твердого тіла, рідини, газу та ін.) є використання принципу Гамільтона. Згідно з цим принципом рух системи відбувається таким чином, що інтеграл руху приймає мінімальне значення, тобто

$$I[q(t)] = \int_{t_0}^{t_1} L(t, q(t), \dot{q}(t))dt \to \min .$$

Тут $L(t, q, \dot{q})$ – функція Лагранжа, q – узагальнені координати. Необхідною умовою мінімуму функціонала є рівність нулю її варіації, тобто

$$\delta I[q(t)] = 0$$

Оскільки

$$\delta I[q(t)] = \int_{t_0}^{t_1} \left[L_q(t, q(t), \dot{q}(t)) - \frac{d}{dt} L_{\dot{q}}(t, q(t), \dot{q}(t)) \right] \delta q(t)dt + L_{\dot{q}}(t, q(t), \dot{q}(t)) \Big|_{t_0}^{t_1}$$

і розглядається задача з закріпленими кінцями, то другий доданок дорівнює нулю і залишається

$$\delta I[q] = \int_{t_0}^{t_1} \left[L_q(t, q(t), \dot{q}(t)) - \frac{d}{dt} L_{\dot{q}}(t, q(t), \dot{q}(t)) \right] \delta q(t)dt .$$

Необхідну умову екстремуму функціоналу можна записати у вигляді

$$L_q(t, q, \dot{q}) - \frac{d}{dt} L_{\dot{q}}(t, q, \dot{q}) = 0 .$$

Отримане рівняння називається рівнянням Ейлера-Лагранжа. Воно є визначальним при отриманні багатьох рівнянь динамічних процесів [7-9].

Таким чином, одним з найбільш поширених методів побудови математичних моделей динамічних систем є побудова функції Лагранжа і за її допомогою

отримання рівнянь Ейлера-Лагранжа. Зокрема, якщо розглядаються кілька точок, які не взаємодіють з масами m_i і швидкостями $\vec{v}_i$, $i=\overline{1,n}$, то функція Лагранжа має вигляд $L=\sum_{i=1}^{n}\frac{m_i\vec{v}_i^2}{2}$. Взаємодія між точками може бути описана додаванням деякої функції, що залежить від координат $L=\sum_{i=1}^{n}\frac{m_i\vec{v}_i^2}{2}-U(\vec{r}_1,\vec{r}_2,...,\vec{r}_n)$. У цьому випадку функція $T=\sum_{i=1}^{n}\frac{m_i\vec{v}_i^2}{2}$ називається кінетичною енергією, а $U(\vec{r}_1,\vec{r}_2,...,\vec{r}_n)$ – потенційною.

Потенційна енергія залежить тільки від розміщення матеріальних точок. Таким чином, варіаційний принцип Гамільтона стверджує, що серед усіх можливих рухів здійснюються тільки такі, при яких досягається мінімум функціоналу

$$I[q]=\int_{t_0}^{t_1}\left[T(\dot{q}^2)-U(q)\right]dt,$$

де $T(\bullet)$ – кінетична, а $U(\bullet)$ – потенційна енергія системи. Зокрема, звідси випливають рівняння руху, описані другим законом Ньютона. Як правило, функція Лагранжа не залежить явно від часу, тобто $L=L(q,\dot{q})$ і являє собою різницю кінетичної і потенційної енергій (витрата енергії уздовж руху). Тому загальні рівняння Ейлера-Лагранжа допускають перший інтеграл.

Ще один з напрямків розробки математичних моделей динамічних систем базується на принципі збереження (енергії, маси тощо). Система називається консервативною, якщо енергія вздовж руху є сталою. Якщо вона зменшується (як правило, за рахунок тертя), то система є дисипативною. Цей підхід широко використовується останнім часом при моделюванні динамічних процесів в екології, економіці, динаміці популяцій.

Динаміка нейромереж

Одним з наукових напрямків дослідження штучного інтелекту, пов'язаним з динамікою, є моделювання процесів у нейронних мережах. У 1943 році Мак-Каллок і Уолтер Піттс [4] запропонували розглядати нервові клітини головного мозку як логічні елементи, а систему клітин, зібрану в мережу, як елементарний обчислювальний прилад, здатний імітувати логічні елементи. Цим вченим належить першість у визначенні «нейронних мереж». Для нейронних мереж властиво два процеси. Перший – навчання, яке представляє, по суті, визначення необхідних параметрів, що визначають необхідне рішення заданої проблеми. Другий – власне функціонування нейронної мережі, яке представляє ідентифікацію запиту і вироблення необхідного рішення. Як правило, обидва процеси є ітераційними, і їх математична модель може бути представлена у вигляді нелінійної дискретної системи великої розмірності. При малих «кроках» дискретизації система може представляти собою диференціальні рівняння. При розробці математичних моделей динамічних процесів у нейродинаміці можливо застосовувати запропоновані підходи принципів Гамільтона і збереження. Одна з математичних моделей динаміки нейронних мереж була запропонована Хопфілдом.

У нейронних мережах, у яких вихідний сигнал знову подається на вхід, виникає ітераційний процес – отримуємо мережу зі зворотним зв'язком (Feed-back). Така структура мереж отримала назву автоасоціативної. Описуваний тип був вперше запропонований Хопфілом у 1982 р. [5,6]. Математична модель динаміки нейронної мережі могла описуватися системою різницевих рівнянь.

У роботі [5] розглянута модель нейрона, яка показана на рис. 1. Її зазвичай називають адитивною. Модель можна розглядати як апроксимацію електричним ланцюгом моделі у вигляді розподіленої лінії передачі біологічного дендричного нейрона. Таку природу RC-ланцюга (див. рис. 1) можна також пояснити тим фактом, що сам біологічний синапс є фільтром, призначеним для гарної апроксимації.

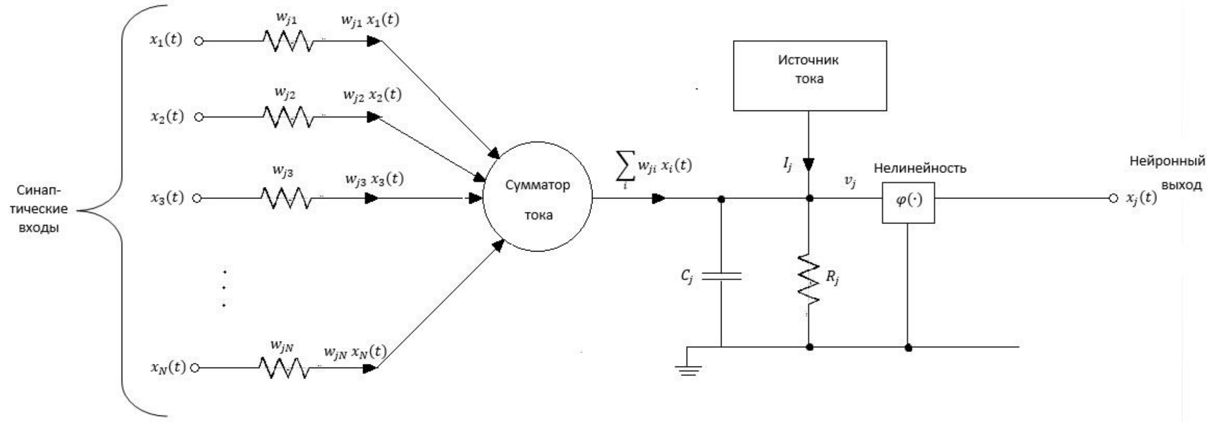


Рис. 1. Модель нейрона

У фізичних (електричних) термінах синаптичні ваги w_{ij} являють собою ємності, а відповідні вихідні сигнали $x_i(t)$, $i = \overline{1,n}$ - потенціали, де n – кількість входів. Ці сигнали подаються на підсумовуючі з'єднання. Загальний струм можна записати у вигляді

$$\sum_{i=1}^{n} w_{ij} x_j(t) + I_i \ ,$$

де перший доданок відображає збудження, що діють на синаптичні ваги, а другий доданок - це джерело струму, який є зовнішнім зміщенням. Нехай $v_i(t)$ – індуковане локальне поле на вході нелінійної функції активації $\varphi(\bullet)$. Тоді загальний струм, що витікає з вхідного вузла нелінійного елемента, можна зобразити таким чином:

$$\frac{v_i(t)}{R_i} + C_i \frac{dv_i(t)}{dt},$$

де перший доданок викликаний опором (leakage resistance) R_i , а другий – ємністю C_i . Застосувавши закон Кірхгофа, отримуємо [5]

$$C_i \frac{dv_i(t)}{dt} = -\frac{v_i(t)}{R_i} + \sum_{j=1}^{n} \omega_{ij} x_j(t) + I_j \ .$$

Для заданого індукованого локального поля $v_i(t)$ можна визначити вихід нейрона i за допомогою співвідношення

$$x_j(t) = \varphi(v_j(t)) .$$

Функція активації $\varphi(\bullet)$, що визначає ставлення виходу $x_j(t)$ нейрона j до його ж індукованого локального поля $v_j(t)$ є неперервно диференційованою функцією. Найчастіше як функцію активації використовують логічну функцію $\varphi(v_j) = \frac{1}{1+\exp\{-v_j\}}$, $j = \overline{1,n}$. Провівши заміну $a_i = 1/R_iC_i$, $w_{ij} = \omega_{ij}/C_i$, отримуємо систему диференціальних рівнянь

$$\frac{dv_i(t)}{dt} = -a_i v_i(t) + \sum_{j=1}^{n} w_{ij\,j}\varphi(v_j(t)) + K_j .$$

Ще одна модель нейродинаміки може бути описана системою диференціальних рівнянь [5]

$$\frac{dx_i(t)}{dt} = -a_i x_i(t) + \varphi\left(\sum_{j=1}^{n} w_{ij} x_j(t)\right).$$

Нейрони, з'єднані в мережу, утворюють нейронну мережу. Мережа Хопфілда складається з безлічі нейронів, які формують систему з безліччю зворотних зв'язків (mu1tip1e-loop feedback system). Кількість зворотних зв'язків дорівнює кількості нейронів. Вихід кожного нейрона замикається через елемент одиничної затримки на всі інші нейрони мережі. І нейрон цієї мережі не має зворотного зв'язку з самим собою. У цьому випадку рівняння динаміки моделі Хопфілда можна переписати у вигляді

$$C_i \frac{dv_i(t)}{dt} = -\frac{v_i(t)}{R_i} + \sum_{j=1}^{n} \omega_{ij}\varphi_j(v_j(t)) + I_j .$$

Проблеми збіжності процесів динаміки в нейромережах

Одним з істотних завдань є дослідження процесу збіжності, який забезпечується умовами асимптотичної стійкості розв'язків системи. У теорії динамічних систем проблеми стійкості вирішуються на основі другого методу Ляпунова. Суть його полягає в наступному. Якщо існує позитивно визначена функція, яка зменшується уздовж траєкторії руху, то становище рівноваги є асимптотично стійким. Система буде навченою, якщо процес є збіжним. У роботі [5] розглядався загальний принцип досягнення стійкості класу нейромереж, які описуються наступною системою

$$C_i \frac{dv_i(t)}{dt} = -\frac{v_i(t)}{R_i} + \sum_{j=1}^{n} \omega_{ij}\varphi_j(v_j(t)) + I_j . \qquad (1)$$

Дослідження проводилися прямим методом Ляпунова з функцією виду

$$E = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} c_{ji}\varphi_i(u_i)\varphi_j(u_j) - \sum_{j=1}^{N}\int_0^{u_j} b_j(\lambda)\varphi_j'(\lambda)d\lambda \,,\ \varphi_j'(\lambda) = \frac{d}{d\lambda}\varphi_j(\lambda)\,,\ j = \overline{1,N} . \qquad (2)$$

На параметри системи накладалися умови симетричності, невід'ємності та монотонності. Умови асимптотичної стійкості, тобто збіжності динамічного процесу, були сформульовані в теоремі Коена-Гроссберга [5]. А саме, якщо система нелінійних диференціальних рівнянь (1) задовольняє умовам симетрії, невід'ємності та монотонності, то тривіальне рішення системи є глобально стійким.

Література

1. Амосов Н.М. Алгоритми розуму / Н.М. Амосов. – К.: Наукова думка. - 85 с.
2. Рассел С. Искусственный интеллект: современный подход, 2-е изд.: Пер. с англ. / С. Рассел, П. Норвиг. - М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. - 1408 с.
3. Нильсон Н. Искусственный интеллект / Н. Нильсон. - М.: Мир, 1973. - 270 с.
4. McCulloch W.S. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity / W.S. McCulloch, W. Pitts // Bulletin of Mathematica1 Biophysics, 1943, vol. 5, p. 115-133.
5. Хайкин С. Нейросети / С. Хайкин. - М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1103 с.
6. Hopfield J.J. Neurons with graded response have collective computational properties like those of two state neurons / J.J. Hopfield // Proceedings of the National Academy of Sciences, USA, 1984, yol. 81, p. 3088-3092.
7. Зельдович Я.Б. Элементы прикладной математики / Я.Б. Зельдович, А.Д. Мышкис. - М.: Наука, 1967. – 646 с.
8. Ландау Л.Д. Теоретическая физика. Учеб. пособие в 10 т. Т.1. Механика / Л.Д. Ландау, Е.М. Лифшиц. - 4-е изд. - М.: 1988. – 216 с.
9. Блехман И.И. Прикладная математика: предмет, логика, особенности подходов: с примерами из механики / И.И. Блехман, А.Д. Мышкис, Я.Г. Пановко. - Изд. 4-е. – М.: URSS: ЛКИ, 2007. - 376 с.
10. Хусаінов Д.Я. Моделювання дінамічніх систем / Д.Я. Хусаінов, І.І. Харченко, А.В. Шатирко. - К: Видавничо-поліграфічний центр «Київський університет», 2011. - 135 с.
11. Хусаїнов Д.Я. Оцінки збіжності в одній моделі нейродинаміки Хопфилда / Д.Я. Хусаїнов, Н.І. Гаркуша // Вісник Київського університету. Серія: Кібернетика. Вип.4, 2016. - С. 129-132.

Literatura

1. Amosov N.M. Algoritmy rozumu / N.M. Amosov. - K.: Naukova dumka. - 85 s.
2. Russell S. Iskusstvenniy intelekt: sovremenniy podhod, 2-e izd. / S. Russell, P. Norwig; [per. z anhl.]. - M.: Izdatelskiy dom “Williams”, 2006. – 1408 s.
3. Nilsson N. Iskusstvenniy intelekt / N. Nilsson. - M.: Mir, 1973. - 270 s.
4. McCulloch W.S. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity / W.S. McCulloch, W. Pitts // Bulletin of Mathematica1 Biophysics, 1943, vol. 5, pp. 115-133.
5. Khaikin S. Neyrosety / S. Khaikin. - M.: Izdatelskiy dom “Williams”, 2006. - 1103 s.
6. Hopfield J.J. Neurons with a graded response have collectively computational properties like those of two state neurons / J.J. Hopfield // Proceedings of the National Academy of Sciences, USA, 1984, vol. 81, pp. 3088-3092.
7. Zeldovich Ya.B. Elementy prikladnoy matematiki / Ya.B. Zeldovich, A.D. Myshkis – M.: Nauka, 1967. - 646 s.
8. Landau L.D. Teoreticheskaya fyzica. Ucheb. posobie v 10 t. T.1. Mehanica / L.D. Landau, E.M. Lifshitz; – 4-e izd. – M.: 1988. - 216 s.
9. Blekhman I.I. Prikladnaya matematica: predmet, logica, osobennosti podhodov: s primerami iz mehanici / I.I. Blekhman, A.D. Myshkis, Ya.G. Panovko. - Izd. 4-e – M.: URSS: LKI, 2007. - 376 s.
10. Khusainov D.Ya. Modeluvannya dynamichnih system / D.Ya. Khusainov, I.I. Kharchenko, A.V. Shatyrko – K.: Vidavnicho-poligrafichniy centr "Kyivskiy Universitet", 2011. - 135 s.
11. Khusainov D.Ia. Otsinky zbizhnosti v odnii modeli neirodynamiky Khopfylda / D.Ia. Khusainov, N.I. Harkusha // Visnyk Kyivskoho universytetu. Seriia: Kibernetyka. Vyp.4, 2016. - S. 129-132.

RESUME

N.I. Garkusha

Modeling dynamic processes in the problems of artificial intelligence

One of the topical issues of our time is the development of computer systems that are similar to processes that occur in the human brain. Evolutionary processes have always indicated the most promising and economical directions of development, in particular, the

development of computer systems, due to which the possibility of constructing neural networks was possible. The theoretical basis of the dynamic processes occurring in neural networks is the simulation of processes occurring in the human brain. Since most processes occur for some time, that is, they are dynamic, then methods of constructing and studying mathematical models of dynamic systems acquire special significance.

The paper considers the principles of constructing mathematical models of dynamic systems. The preference is given to the variational principle of Hamilton, on the basis of which the Euler-Lagrange equations are created. In more detail, the direction of development of artificial intelligence, which is associated with dynamic processes in neural networks, is the so-called direction of neurodynamics. The dynamic process becomes complete, if it coincides, that is, it is asymptotically stable. The main method for studying the stability of dynamic processes is the second method of Lyapunov. The main results of its use in the dynamics of neural networks are presented.

Based on the results obtained, there is the possibility of further development of dynamic processes occurring in neural networks. In particular, it is expedient to simulate systems containing a large number of points of rest, construction and research of qualitative processes, in particular, corresponding phase portraits of dynamic systems. It is interesting to see the development of models containing processes with the aftertaste, which is inherent in the processes of thinking.

Надійшла до редакції 10.11.2017